



İMKB 100 endeksindeki kaldıraç etkisinin ARCH modelleriyle iki alt dönemde incelenmesi

İbrahim Demir¹

İstatistik Bölümü,
Fen – Edebiyat Fakültesi
Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye

Erhan Çene²

İstatistik Bölümü,
Fen – Edebiyat Fakültesi
Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye

Özet

Borsa hareketlerinin tahminlenmesi her zaman ilgi çekici bir konu olmuştur. Borsa hareketleriyle yakından ilişkili kavramlardan en önemlisi, borsadaki oynaklığı ifade eden *volatilite* kavramıdır. Bu çalışmada, 04.11.2002 – 25.11.2011 dönemindeki İMKB 100 endeksindeki kapanış değerleri kullanılarak, dönem iki alt döneme ayrılmış ve kurulan çeşitli ARCH modelleri yardımıyla, dönemler arasında yapısal olarak bir farklılığın olup olmadığı kaldıraç etkisi yardımıyla incelenmiştir.

Anahtar Sözcükler: Volatilite, ARCH, Kaldıraç Etkisi

Investigating leverage effect on Turkish stock market with ARCH models within two sub-groups

Abstract

Predicting the stock market movements have always been a very interesting subject to study. The most important concept that is related with stock market movements is volatility which is a measure of mobility at the market. In this study, by using IMKB indexes closing values at the period of 04.11.2002 – 25.11.2011, two sub-periods are defined and with the help of different ARCH models, it is tried to find any structural differences between these sub-periods with the help of leverage effect.

Keywords: Volatility, ARCH, Leverage Effect

1. Giriş

Finansal piyasaların hareketinin tahmin edilmesi her zaman ilgi çekici bir konu olmuştur. Özellikle gelişen dünya düzeninde, hem riskten kaçınmak, hem de azami kazancı elde etmek önemli hale gelmiştir. Bunun sağlanması da piyasa hareketlerinin iyi tahmin edilmesine bağlıdır.

Piyasa hareketlerinin tahmin edilmesi pek çok dış etkene bağlı olduğundan çok zordur. Bu sebeple pek çok araştırmacı yalnızca piyasa hareketlerinin tahminiyle değil, volatiliteyle de ilgilenmektedir. Çünkü risk kavramı ile volatilite kavramı birbiriyle yakından ilgilidir. Sermaye piyasaları için risk, “getirilerin olasılık dağılımının varyansı” olarak tanımlanabilir. Dolayısıyla varyans, sermaye piyasası araçlarının fiyatlanmasında ve risk priminin belirlenmesinde riskin bir ölçütü olarak kullanılabilir [1].

Volatilite kavramı, son yıllarda piyasa analizlerinde sıklıkla karşımıza çıkan kavramlardandır. Kelime anlamı “oynaklık” olan volatilitenin finansal anlamı ise, herhangi bir değişkenin, belirli bir ortalama değere göre çok yüksek artış veya azalış

¹ idemir@gmail.com (İ. Demir)

² erhancene@hotmail.com (E. Çene)



göstermesidir. Volatilitesi yüksek olan bir piyasada hem risk hem de muhtemel kazanç (ya da muhtemel kayıp) fazla olacaktır. Daha önce yapılmış çalışmalar krizlerin yaşandığı dönemlerde volatilitenin daha yüksek olduğunu göstermektedir [2, 3].

Volatilité kavramı daha çok öncü bir göstergedir. Bu yüzden, volatilitédeki hareket eğilimi gözlenerek, yatırımcıların yatırım kararlarını daha belirgin ortamlarda almaları sağlanabileceği gibi, alınacak iktisat politikası kararlarında da yönlendirici olması mümkündür [3]. Bu sebeple, bir piyasa sistemindeki volatilitenin varlığının ve yapısının belirlenmesi, araştırmacılar açısından piyasa hareketlerinin belirlenmesi kadar önemlidir.

Zaman serileri başka serilerde gözlemlenmeyen bazı özellikler göstermektedir. Bunların bazıları, volatilité kümelenmesi, kalın kuyruklu ve kaldıraç etkisidir.

Volatilité kümelenmesi ilk kez Mandelbrot [4], tarafından ortaya atılmış bir kavramdır. Mandelbrot, çalışmasında volatilité kümelenmesi kavramını "Volatilité serisindeki büyük değişimleri, büyük değişimler; küçük değişimleri ise küçük değişimler izleme eğilimindedir." ifadesiyle açıklamıştır. Bu da büyük getirilerin büyük getirileri takip edeceği, küçük getirilerin ise küçük getirileri takip edeceği şeklinde yorumlanabilir [1, 4, 5].

Kalın kuyruklu, ya da diğer bir ifadeyle serinin normal dağılıma yakın dağıldığı ancak sivriliğinin çok fazla olduğu durumlar için kullanılan bir terimdir [4-8].

Geçmiş deneyimler, olumlu ve olumsuz haberlerin borsa üzerinde asimetric bir etki yarattığını göstermektedir. Kaldıraç etkisi ise, bu haberlerin, borsa üzerine farklı etkisini gösteren bir ölçüdür. Borsa serilerinde genel beklenti, olumsuz haberlerin volatilitéyi arttırdığı, olumlu haberlerin ise volatilitéyi azalttığı şeklindedir [1, 3, 9].

Bu çalışmada, 04.11.2002 – 25.11.2011 dönemindeki İMKB ulusal 100 endeksi iki alt döneme bölünerek, hem bu iki alt dönemdeki hem de tüm dönemdeki volatilitenin varlığı, uygun ARCH modelleri yardımıyla incelenmiş ve finansal serilerde sıkça görülen volatilité kümelenmesinin, yüksek sivriliğin ve kaldıraç etkisi kavramlarına bakılmış ve herhangi bir kaldıraç etkisinin bulunup bulunmadığı ortaya koyulmuştur. Burada iki alt dönemin belirlenmesinde seçim dönemleri ele alınmıştır. Birinci dönem, 04.11.2002 – 20.07.2007 tarihleri arasındaki 2002 seçimlerinin arkasından 2007 seçimlerine kadar olan dönemi kapsarken, ikinci dönem ise 23.07.2007 – 25.11.2011 tarihleri arasındaki 2007 seçiminden sonrasını ele almaktadır.

Çalışmanın birinci bölümünde volatilité kavramı açıklanmıştır. İkinci bölümde literatür incelenerek İMKB ve volatilité ilişkisini irdeleyen çalışmalar kısaca tanıtılmıştır. Üçüncü bölümde ARCH modelleriyle ilgili bilgiler verilmiş, her bir modelin güçlü ve zayıf yanları belirtilmiştir. Dördüncü bölümde İMKB serisindeki volatilité araştırılmıştır ve beşinci bölümde tartışma ve sonuçlara yer verilmiştir.

2. Literatür

Literatürde İMKB Endekslerinin volatilitesini inceleyen pek çok çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalara göz atıldığında volatilitenin araştırılmasında genelde, ARCH ve ARCH türevi modellerin kullanıldığını görmekteyiz.

Gökçe [3], çalışmasında 02.01.1989 – 31.12.1997 arasındaki İMKB Ulusal 100 Endeksi verilerini kullanarak, piyasalardaki belirsizliğin bir ölçüsü olarak tanımladığı volatilité kavramının nasıl hesaplanacağını, nasıl modelleme yapılacağını, dönemine göre yeni sayılabilecek ARCH ve GARCH yöntemleriyle hesaplamıştır. Gökçe, analiz için en uygun modeli GARCH modeli olarak belirlemiş ve özellikle kriz döneminde volatilitenin fazla olduğu sonucuna varmıştır.

Boyacıoğlu ve diğerleri [10], Türkiye’de 1997 – 2009 yılları arasında, İMKB Ulusal 100 Endeksi’nin kapanış fiyatlarını ve işlem hacmi verilerini kullanarak işlem hacminin getiri volatilitesi üzerindeki dinamik ve nedensel ilişkisini incelemiştir. Araştırma bulgularına göre uzun dönemli ilişkinin ipuçlarını veren kointegrasyon analizi, değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişkinin varlığını ortaya koymuştur.

Özden [11], çalışmasında 04.01.2000 – 29.09.2008 dönemindeki İMKB 100 Bileşik Endeksinin günlük kapanış değerlerinden hareketle hesaplanan logaritmik getirileri kullanmış ve bu getiri volatilitelerini farklı derecelerle sınavarak ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH ile modellemiştir. Bu modeller arasında Akaike Bilgi Kriteri, Schwarz Kriteri ve Log Likelihood değerine göre en iyi performansı gösteren model TGARCH(1,1) olmuştur.

Mazıbaş [1], çalışmasında, 15 adet simetrik ve asimetric GARCH modelini kullanarak 01.01.1997 ile 31.12.2004 arasındaki İMKB Bileşik, Mali, Hizmet ve Sınai endekslerindeki volatiliteleri modellemiş ve örneklem dışı öngörülerde bulunarak, öngörülerin güvenilirliğini ele almıştır.

Çağıl ve Okur [2], 2008 finansal krizinin İMKB üzerindeki etkilerini simetrik GARCH modeli kullanarak, üç farklı endeks çeşidi yardımıyla incelemiştir. 3.07.1987 – 18.07.2008 arasındaki verileri kullanmış ve 2007 – 2010 döneminde yaşanan volatiliteler şoklarının etkisinin daha uzun süre hissedildiği sonucuna varmışlardır.

Rüzgar ve Kale [12], 03.01.1996 – 15.12.2004 dönemindeki günlük İMKB verilerini kullanarak oluşturdukları çalışmalarında, İMKB 100 endeksinin volatilitelerini değerlendirmek ve tahmin etmek için 11 değişik ARCH modelinin performansını dört farklı dağılım üzerinden sınamışlardır ve belirli bir model veya dağılımın kullanılmasının volatiliteler tahmininde açık bir iyileşmeye yol açmadığı sonucuna varmışlardır.

Yalçın [13], 01.01.1990 – 11.08.2006 döneminde, İMKB’deki kaldıraç etkisini GARCH ve SVM modelleriyle incelemiştir ve İMKB’de anlamlı bir kaldıraç etkisinin bulunmadığını ancak buna karşın negatif geri beslemenin var olduğunu söylemiştir.

Kızılsu, Aksoy ve Kasap [14], ARCH ve ARCH türevi modellerini kullanarak farklı eğilimler gösteren yıllık GSMH büyüme hızı, aylık tüketici fiyat artışları, aylık dönem sonu İMKB-100 bileşik endeksine ait zaman serilerini incelemişlerdir.

Türkyılmaz [15], 02.01.2004 – 15.09.2005 dönemi için İMKB ulusal 100 endeksi serisinde volatilitenin varlığını araştırmıştır. Çalışmada EGARCH modeli kullanılmış ve İMKB endeksi ile volatilitesi arasında asimetric bir ilişki olduğu sonucuna varmıştır.

3. ARCH Modelleri

Çalışmanın bu kısmında ise ARCH (otoregresif koşullu değişen varyanslılık), GARCH (genelleştirilmiş ARCH) ve diğer ARCH modelleriyle ilgili kısa bilgiler sunacağız. Literatürde burada anlatılan ARCH modellerinden farklı modeller de mevcuttur. Ancak bu kısımda sadece çalışmada kullanılan modellere değinilmiştir.

3.1. ARCH Modeli

ARCH ilk defa 1982 yılında Engle tarafından önerilmiş bir modeldir. Bu modele kadar kullanılan modeller artıkların varyansının sabit olduğu varsayımına dayanmaktaydı. Ancak Engle [16,17], İngiltere’deki enflasyon verilerini incelediği makalede, artıkların varyansının sabit olamayacağını belirterek ARCH modelini kullanmıştır [14]. Günümüzde de, volatilitesi yüksek değişkenlerin incelenmesinde ARCH modellerinin kullanılması kabul görmüş bir görüştür.

$$y_t = c + \sum_{i=1}^k \varphi_i y_{t-1} + \varepsilon_i \quad (1)$$

şeklinde tanımlı bir ARMA modelinin ε_i öngörü hataları serisinin bir t dönemindeki koşullu varyansını ε_t ile gösterelim. Bu durumda p gecikme dönemini ifade eden, ARCH(p) modeli,

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (2)$$

şeklinde ifade edilir. Burada p modelin parametrelerini ve ε_{t-i}^2 ler de geçmiş dönem öngörü hatalarını göstermektedir.

ARCH modelinin geçerli olması için bir takım kısıtlar mevcuttur. Bunların ilki, α_i lerin negatif olmaması ya da daha açık bir ifadeyle, $\alpha_0 > 0$ ve $\alpha_i \geq 0$, $i=1,2,\dots,q$ olmasıdır. Modelin bir başka kısıtı da α_i lerin, her birinin ve toplamalarının birden küçük olmasını gerektirmektedir.

3.2. GARCH Modeli

ARCH modelinde sağlanması gereken bu kısıtlar, özellikle uzun dönemli gecikmeler modele dahil edildiğinde sorun çıkarmakta ve katsayıların pozitiflik özelliği bozulmaktadır. Bu sorunu bertaraf etmek için, genelleştirilmiş ARCH ya da kısaca GARCH yöntemi geliştirilmiştir. Bollerslev tarafından 1986'da geliştirilen GARCH modeli [18] bu sorunu, ARCH modelindeki gecikme yapılarına yeni kısıtlar ekleyerek çözmüştür. Bu yüzden GARCH modeli hem ARCH teriminin parametresini hem de yeni modelin parametresini içerdiğinden iki parametrelili bir modeldir. GARCH(q,p) modeli,

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (3)$$

şeklinde gösterilir. Burada ε_{t-i}^2 terimleri ARCH terimleri iken, σ_{t-j}^2 terimleri ise GARCH terimleridir. Ayrıca, p ARCH teriminin hareketli ortalamasının derecesini belirtirken, q da otoregresif GARCH teriminin derecesini belirtmektedir.

GARCH modelinde de aynı ARCH modelindeki gibi bir takım kısıtlar söz konusudur. GARCH modelinde, $q \geq 0$ ve $p > 0$ olmalıdır. Ayrıca, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ ve $\beta_j \geq 0$ şartları sağlanmalı ve α_i lerin ve β_j lerin toplamı da birden küçük olmalıdır. $q=0$ için GARCH modelinin, ARCH modeline dönüşeceği açıktır.

GARCH modeli özellikle varyantsa meydana gelen değişme içsel ise, yani varyansın geçmiş dönem değerleri cari değerinin belirlenmesinde rol alıyorsa, GARCH modeli ARCH modeline bazı durumlarda tercih edilebilir [3]. Aynı zamanda ARCH(q) modelindeki gecikme yapısının çok uzun olduğu durumlarda, GARCH modelinin kullanımı ile gecikme yapısı kısalabileceği için bu modeller daha kullanışlı olabilmektedir [3, 19].

3.3. EGARCH Modeli

ARCH ve GARCH modelleri, varyansın etkisinin simetrik olduğunu varsaymaktadırlar [1, 11, 15]. Ancak bu etki her zaman simetrik olmayabilir. Örneğin borsa üzerine etki eden

iyi haber şok dalgalarını ve kötü haber şok dalgalarını düşünelim. Geçmiş çalışmalar, kötü haber şok dalgalarının, iyi haber şok dalgalarına göre borsayı daha çok etkilediğini ve değişkenliğinin çok daha fazla olduğunu ortaya koymuştur [11, 15]. Nelson tarafından 1991 [20] yılında önerilen Üstel Genelleştirilmiş ARCH ya da kısaca EGARCH modeli [18] bu asimetrik etkiyi bünyesinde barındırmaktadır. Modelin ifadesi,

$$\log(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma_k \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \quad (4)$$

şeklindedir.

Modelde azalan yöndeki dalgalanmalar kötü haberi gösterirken, artan yöndeki dalgalanmalar da iyi haberi göstermektedir.

3.4. TGARCH Modeli

Eşiksel ARCH ya da eşiksel GARCH olarak isimlendirilen bu modeller, yine asimetrik etkiyi incelemekte kullanılan bir modeldir. Zakoian tarafından 1994 [21] yılında ortaya konan model [18], farklı yönlerdeki ve büyüklüklerdeki yapıları modellemede kullanılır.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{k=1}^r \gamma_k \varepsilon_{t-k}^2 I_{t-k}^- \quad (5)$$

Burada, I_t^- , $\varepsilon_t < 0$ iken bir aksi durumda, sıfır şeklinde tanımlı bir işaret fonksiyonudur.

Modelde ε_{t-i} nin sıfırdan büyük olması iyi haberi, sıfırdan küçük olması ise kötü haberin etkisini göstermektedir. Görüldüğü gibi GARCH modeli, TARCH modelinden eşik teriminin çıkarılmasıyla oluşan özel bir halidir.

4. Uygulama

Çalışmada, İMKB 100 Ulusal endeksinin 04.11.2002 – 25.11.2011 tarihleri arasındaki 2253 günlük kapanış değeri kullanılarak, ARCH modelleriyle volatilitenin varlığı incelenmiştir. Bunun arkasından veri, genel seçim tarihleri göz önüne alınarak 04.11.2002 – 20.07.2007 ve 23.07.2007 – 25.11.2011 olmak üzere iki alt döneme ayrılmış ve dönemler arasındaki ARCH etkilerinde bir farklılaşma meydana gelip gelmediği incelenmiştir. Uygulama için E-views paket programı kullanılmıştır.

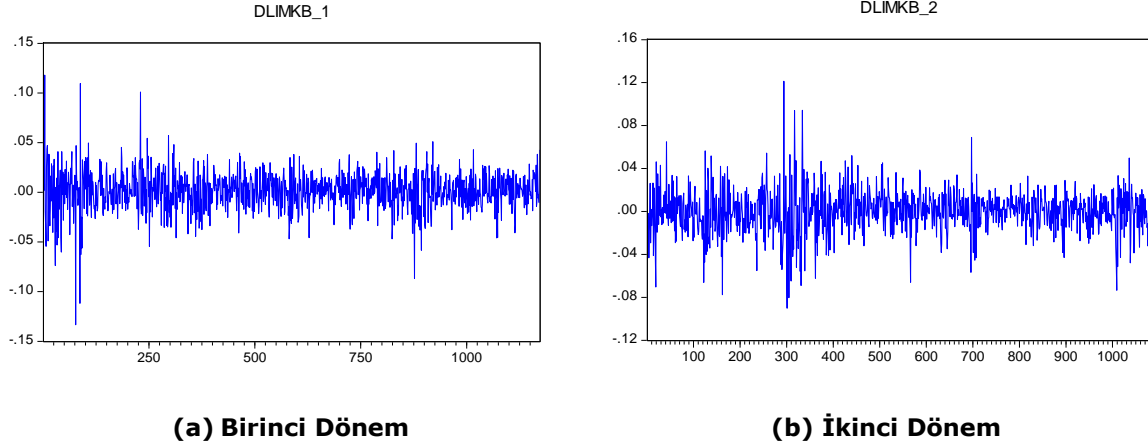
4.1. Durağanlık

Zaman serilerinde ARIMA modellerinin oluşturulması ve ARCH etkisinin incelenmesi için serinin durağan hale getirilmesi gerekmektedir. Zaman serilerinin ham hali genellikle durağan değildir. Yapılan birim kök analizleri ve korelogram grafikleri, bu durumun İMKB veri seti için de geçerli olduğunu göstermiştir. Bu sorunu bertaraf etmek için literatürde kabul görmüş yöntemlerden birisi, verilerin logaritmasını alıp, yeni seriyi birinci farklardan oluşturmaktır [3, 10, 11, 15]. Elde edilen bu yeni seri İMKB 100 endeksinden elde edilen günlük getiri serisidir ve matematiksel olarak,

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (6)$$

şeklinde ifade edilir. Burada P_t endeksin t günündeki kapanış değerini gösterirken r_t de günlük getiriyi göstermektedir.

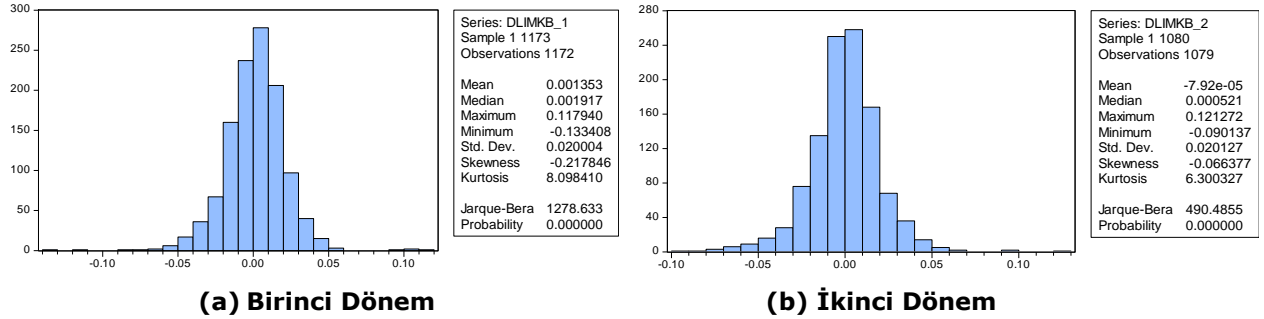
İMKB100 Endeks değerlerinin, logaritmik farkları alınarak oluşturulan yeni serilere ait kartezyen grafikler Şekil 1'de verilmiştir.



Şekil 1 Getiri Serilerinin Kartezyen Grafikleri

Oluşturulan yeni serilerin Şekil 1 ile verilen kartezyen grafiğine bakıldığında, her iki dönem için de getirinin genellikle -0,05 ile 0,05 aralığında değiştiği görülmektedir. Dönemsel olarak bu aralığın zaman zaman aşıldığı görülmektedir. Serilerin durağan bir yapıda olduğu söylenebilir. Ayrıca serilere bakıldığında zaman serilerinde görülen bir başka özellik olan *volatilite kümelenmesini* de görmekteyiz.

Bu kez Şekil 2 ile verilen serinin histogram grafiğine bakıldığında finans serileriyle ilgili bir başka kavram olan *kalın kuyruklu* özelliği görülmektedir.



Şekil 2 Getiri Serilerinin Histogramı ve Betimsel İstatistikleri

Histogramlara bakıldığında her iki serinin de çarpıklığının sıfıra yakın, fakat basıklıklarının ise çok yüksek olduğu, bu sebeple de serilerin *kalın kuyruklu* özelliğini gösterdiğini ortaya koymaktadır.

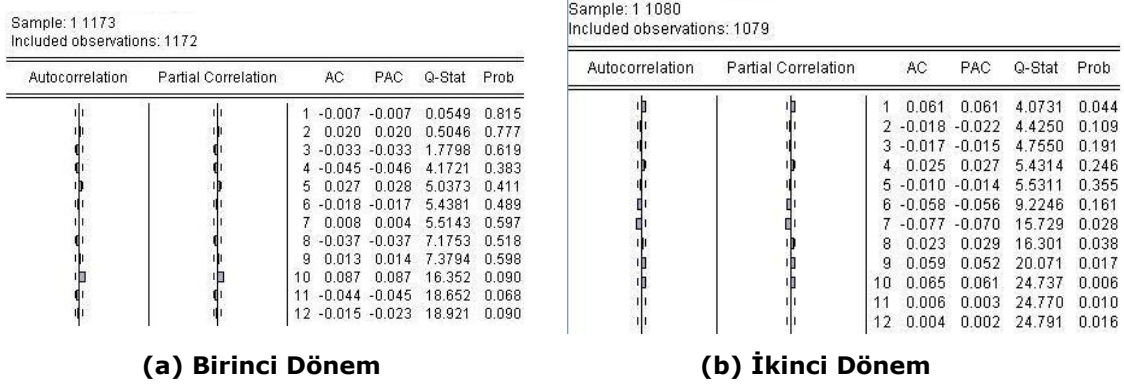
Zaman serilerinde, durağanlığın tespitinde en çok kullanılan yöntemler otokorelasyon – kısmi otokorelasyon grafiği ve birim kök testleridir. Otokorelasyon grafiği bir serinin durağanlığının araştırılmasında ve verilerin artıklarının SHT (sıfır ortalamalı, sabit varyanslı ve bağımsız) olup olmadığının kontrolünde kullanılmaktadır [22]. Birim kök testleri ise kullanılan ikinci bir yöntemdir. Eğer ele alınan zaman serisi birim kök içeriyorsa, seri durağan değildir. Daha açık bir şekilde ifade edersek,

H_0 : Seri birim köke sahiptir

H_1 : Seri birim köke sahip değildir

Yeni oluşturulan serinin durağanlığının, ACF – PACF grafiği ve birim kök testleriyle sınanması gerekmektedir.

Şekil 3 ile verilen Otokorelasyon – Kısmi Otokorelasyon grafiklerine bakıldığında serilerin durağan bir yapıda olduğu göze çarpmaktadır. Seride kayda değer bir otokorelasyon görülmediğinden, serinin önemli ölçüde durağanlaştığı söylenebilir.



Şekil 3 Getiri Serilerinin ACF – PACF Grafiği

Tablo 1 Getiriler İçin Birim Kök Testleri

		Tüm Dönem	Birinci Dönem	İkinci Dönem
Sabitli ve Trendli Yöntemle	ADF Test İstatistiği	-46,43430	-34,74774	-30,81577
	Olasılık Değeri	0,0000	0,0000	0,0000
	PP Test İstatistiği	-46,42789	-34,79769	-30,75472
	Olasılık Değeri	0,0000	0,0000	0,0000
	%5 Kritik Değer	-3,411805	-3,413654	-3,413987

Tablo 1’deki sonuçlara baktığımızda, her üç dönem için de, sıfır hipotezi reddedilerek alternatif hipotez kabul edildiği görülmektedir. Bu serilerin birim köke sahip olmadığını dolayısıyla da durağanlık şartını sağladığı anlamına gelmektedir.

4.2. Uygun ARIMA Modelinin Seçimi

Her üç seri için uygun ARIMA modellerinin belirlenmesi için çeşitli ARIMA modelleri oluşturulmuş ve hem katsayılarının anlamlılığı açısından, hem Şekil 3’te verilen ACF ve PACF grafiklerindeki eğilim benzerliği nedeniyle, hem de Akaike (AIC), Schwarz (SCI) ve Log Olabilirlik değeri kriterleri açısından en uygun modeller tüm dönem ve birinci dönem için ARIMA(1,1,1), ikinci dönem için ise ARIMA(1,1,2) olarak belirlenmiştir. Denenen diğer modellerin hem AR hem de MA terimlerinin katsayıları anlamsız çıkmıştır. Birinci dönem ve ikinci döneme uyan ARIMA modellerinin farklı olması bu dönemler arasında yapısal olarak bir farklılığın mevcut olabileceğini akla getirmektedir. Bilgi kriterlerinin ise denenen tüm modellerde birbirine yakın değerler aldığı görülmüştür.

Tablo 2’ye bakıldığında tüm dönem ve ikinci dönem için sabit istatistiksel olarak anlamsız değer alırken, birinci dönemde böyle bir sıkıntı görülmemektedir.

Tablo 2 Getiriler İçin Birim Kök Testleri

Tüm Dönem	Katsayı	Standart Hata	t istatistiği	p istatistiği
Sabit Terim	0,00062	0,000425	1,558715	0,1192
AR(1)	-0,703567	0,099177	-7,094037	0,0000
MA(1)	0,721211	0,097612	7,388529	0,0000
Birinci Dönem	Katsayı	Standart Hata	t istatistiği	p istatistiği
Sabit Terim	0,001195	0,000554	2,158725	0,0311
AR(1)	0,539434	0,154267	3,496754	0,0005
MA(1)	-0,560336	0,153613	-3,647703	0,0003
İkinci Dönem	Katsayı	Standart Hata	t istatistiği	p istatistiği
Sabit Terim	0,0000213	0,000618	0,034461	0,9725
AR(1)	0,792117	0,209052	3,789100	0,0002
MA(1)	-0,731211	0,210716	-3,470121	0,0005
MA(2)	-0,060413	0,031473	-1,919537	0,0552
İstatistik	Tüm Dönem	Birinci Dönem	İkinci Dönem	
R ²	0,005178	0,004153	0,006308	
Düzeltilmiş R ²	0,004293	0,002447	0,003533	
Durbin – Watson istatistiği	1,962770	1,985877	1,998800	
Akaike Kriteri	-4,989588	-5,004437	-4,972761	
Schwarz Kriteri	-4,981966	-4,991459	-4,954271	
Log – Likelihood Değeri	5618,782	2933,098	2684,318	
Hata Kareler Toplamı	0,894938	0,457570	0,433789	

ARCH – LM testi, ARIMA modelinin hatalarında ARCH etkisinin varlığının kontrolünde kullanılmaktadır. Bu testte, eşit varyanslılığın mevcut olduğunu ve ARCH etkisinin bulunmadığını ifade eden sıfır hipotezine karşılık, eşit varyanslılığın olmadığı ve ARCH etkisinin bulunduğunu öne süren alternatif hipotez sınamaktadır.

Tablo 3 de, her üç dönem için ayrı ayrı ARCH etkisinin varlığı 4 ve 8 gecikme sayıları için incelenmiş ve hem F istatistiğinin, hem de TR^2 değerinin olasılık değerlerinin çok düşük olduğu görülmüştür.

Tablo 3 İMKB Serisi İçin Kurulan ARIMA Modellerinde ARCH LM Testleri

Dönem	Gecikme Sayısı	F İstatistiği	Gözlem Sayısı (T) *	F Testi Olasılık Değeri	Ki – Kare Testi Olasılık Değeri
			R ² İstatistiği		
Tüm Dönem	4	35,22661	132,8700	0,0000	0,0000
	8	19,33160	145,2226	0,0000	0,0000
Birinci Dönem	4	19,82687	74,55997	0,0000	0,0000
	8	10,52584	79,09213	0,0000	0,0000
İkinci Dönem	4	21,67640	80,57571	0,0000	0,0000
	8	14,17565	13,3234	0,0000	0,0000

Bu durumda sıfır hipotezi reddedilerek ARIMA modelinin hata terimleri üzerinde ARCH etkisinin bulunduğu sonucuna varılır. Buna göre ARCH modelleri kullanılabilir.

4.3. Uygun ARCH Modelinin Belirlenmesi

Uygun ARCH modelinin belirlenmesinde, GARCH modelinin yanı sıra çalışmanın 3.4. kısmında da belirtildiği gibi özellikle asimetrik etkileri çok iyi gösteren EGARCH, TGARCH ve PGARCH ve C-ARCH modelleri denenmiştir. Denenen modellerden PGARCH ve C-ARCH modellerinde bazı katsayılar anlamlı çıkmadığı için, çalışmaya dahil edilmemiştir. Çalışmada GARCH, EGARCH ve TGARCH modelleri göz önüne alınmıştır.

Kısım 3.2’de genel hali verilmiş olan GARCH modeli GARCH(1,1) için,

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (7)$$

haline gelmektedir. Modelin sonuçları Tablo 4’de görülmektedir.

Tablo 4 Dönemler Bazında GARCH(1,1) Modelleri

	Koşullu Değişen Varyans Modeli			Koşullu Ortalama Modeli		
	α_0	σ_{t-1}^2	ε_{t-1}^2	AR(1)	MA(1)	
Tüm Dönem	$1,36 \cdot 10^{-5}$	0,096946	0,868127	0,353951	-0,313738	
	$(2,27 \cdot 10^{-6})$	(0,009520)	(0,010985)	(0,297188)	(0,304472)	
Birinci Dönem	Koşullu Değişen Varyans Modeli			Koşullu Ortalama Modeli		
	α_0	σ_{t-1}^2	ε_{t-1}^2	C	AR(1)	MA(1)
Birinci Dönem	$1,35 \cdot 10^{-5}$	0,085175	0,877971	0,001697	-0,777462	0,807472
	$(3,05 \cdot 10^{-6})$	(0,013089)	(0,014972)	(0,000529)	(0,161546)	(0,153013)
İkinci Dönem	Koşullu Değişen Varyans Modeli			Koşullu Ortalama Modeli		
	α_0	σ_{t-1}^2	ε_{t-1}^2	AR(1)	MA(1)	MA(2)
İkinci Dönem	$1,41 \cdot 10^{-5}$	0,110644	0,855240	0,856961	-0,822542	-0,030542
	$(3,60 \cdot 10^{-6})$	(0,014390)	(0,017239)	(0,138449)	(0,141776)	(0,034677)
İstatistik	Tüm Dönem	Birinci Dönem	İkinci Dönem			
AIC Kriteri	-5,158145	-5,158145	-5,149994			
Schwarz Kriteri	-5,132190	-5,132190	-5,122260			
Log Olab. Durbin-Watson Kriteri	3026,094	3026,094	2781,847			
	2,040272	2,040272	1,947079			

Üç dönem için GARCH modeli için sağlanması gereken kısıtları incelediğimizde, tüm katsayıların sıfırdan büyük ve toplamlarının da birden küçük olduğunu görmekteyiz.

Tablo 5’deki sonuçlara göre, ARCH – LM testinin sonucunda, artıklardaki ARCH etkisinin bulunmadığını söyleyen sıfır hipotezinin tüm gecikme değerleri için reddedilemediğini görmekteyiz. GARCH modeli kullanılarak, ARCH etkisinin de giderildiği söylenebilir.

Tablo 5 GARCH(1,1) Modelleri İçin ARCH – LM Testleri

Dönem	Gecikme Sayısı	F İstatistiği	Gözlem Sayısı (T) * R ² İstatistiği	F Testi Olasılık Değeri	Ki – Kare Testi Olasılık Değeri
Tüm Dönem	4	0,082977	0,332599	0,9877	0,9876
	8	0,518118	4,153938	0,8437	0,8430
Birinci Dönem	4	0,189020	0,758841	0,9442	0,9439
	8	0,784460	6,2904714	0,6165	0,6147
İkinci Dönem	4	0,310050	1,244557	0,8714	0,8707
	8	0,383225	3,082897	0,9299	0,9290

Kısım 3.4’te genel hali verilmiş EGARCH modeli, EGARCH(1,1) için

$$\log(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta_1 \log(\sigma_{t-1}^2) + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (8)$$

haline dönüşmektedir. Modelin sonuçları Tablo 6’da görülmektedir.

Tablo 6 Dönemler Bazında EGARCH(1,1) Modelleri

Tüm Dönem	Koşullu Değişen Varyans Modeli				Koşullu Ortalama Modeli		
	α_0	β_1	α_1	γ_1	AR(1)	MA(1)	
	-0,541182 (0,059903)	0,950138 (0,007075)	0,188058 (0,016787)	-0,086426 (0,010736)	0,255066 (0,261656)	-0,200265 (0,267490)	
Birinci Dönem	Koşullu Değişen Varyans Modeli				Koşullu Ortalama Modeli		
	α_0	β_1	α_1	γ_1	C	AR(1)	MA(1)
	-0,538440 (0,092787)	0,949944 (0,010954)	0,177737 (0,022780)	-0,062669 (0,015425)	0,001183 (0,000505)	-0,668821 (0,195744)	0,701724 (0,189160)
İkinci Dönem	Koşullu Değişen Varyans Modeli				Koşullu Ortalama Modeli		
	α_0	β_1	α_1	γ_1	AR(1)	MA(1)	MA(2)
	-0,472223 (0,080525)	0,958460 (0,009233)	0,181441 (0,026730)	-0,103837 (0,014594)	0,901245 (0,079362)	-0,837645 (0,081446)	-0,040986 (0,035236)
İstatistik	Tüm Dönem	Birinci Dönem	İkinci Dönem				
AIC Kriteri	-5,162282	-5,152729	-5,176450				
Schwarz Kriteri	-5,147038	-5,122448	-5,144093				
Log Olab.	5816,148	3023,923	2797,106				
Durbin-Watson Kriteri	2,057563	2,042569	2,001852				

Tablolardaki katsayılardan γ_1 kaldıraç etkisini ifade etmektedir. Araştırılan her üç dönemde de borsa üzerindeki kaldıraç etkisinin anlamlı ve küçük de olsa negatif yönde olduğunu görmekteyiz. Bu etkinin negatif olması, şokların borsa üzerinde asimetrik etkisinin olduğunu daha açık bir ifadeyle negatif yöndeki şokların, pozitif yöndeki şoklara göre daha fazla etkisinin bulunduğunu göstermektedir. Ancak, ikinci dönemdeki şokların etkisinin ilk döneme oranla daha yüksek şiddetli bir etki yaptığı görülmektedir. Bunda 2007 krizinin etkilerinin etkili olması ihtimal dahilindedir.

Tablo 7'deki sonuçlara baktığımızda 0,05 anlamlılık düzeyine göre ARCH – LM testine göre, artıklardaki ARCH etkisinin bulunmadığını söyleyen sıfır hipotezinin 4 ve 8 gecikme değerleri için reddedilemediği görülmektedir.

Tablo 7 EGARCH(1,1) Modelleri için ARCH – LM Testleri

Dönem	Gecikme Sayısı	F İstatistiği	Gözlem Sayısı (T) * R ² İstatistiği	F Testi Olasılık Değeri	Ki – Kare Testi Olasılık Değeri
Tüm Dönem	4	0,256475	1,027717	0,9058	0,9056
	8	0,582485	4,668916	0,7931	0,7923
Birinci Dönem	4	0,255880	1,027021	0,9061	0,9057
	8	0,796431	6,385883	0,6058	0,6041
İkinci Dönem	4	0,703682	2,820467	0,5895	0,5883
	8	0,558601	4,487811	0,8122	0,8107

Bu da EGARCH(1,1) modeli kullanılarak hata terimlerindeki ARCH etkisinin giderildiği anlamına gelmektedir.

Kısım 3.5'de genel hali verilmiş TGARCH modeli, TGARCH(1,1) için,

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1}^- \quad (9)$$

şeklini almaktadır. Buna göre oluşturulan modelin sonuçları Tablo 8’de görülmektedir.

Tablo 8 Dönemler Bazında TGARCH(1,1) Modelleri

	Koşullu Değişen Varyans Modeli				Koşullu Ortalama Modeli		
	α_0	σ_{t-1}^2	ε_{t-1}^2	$\varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1}^-$	AR(1)	MA(1)	
Tüm Dönem	$1,84 \cdot 10^{-5}$ ($2,78 \cdot 10^{-6}$)	0,852426 (0,012309)	0,043248 (0,010749)	0,115460 (0,018099)	0,258086 (0,284982)	-0,202724 (0,291796)	
Birinci Dönem	Koşullu Değişen Varyans Modeli				Koşullu Ortalama Modeli		
	α_0	σ_{t-1}^2	ε_{t-1}^2	$\varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1}^-$	C	AR(1)	MA(1)
	$1,71 \cdot 10^{-5}$ ($3,77 \cdot 10^{-6}$)	0,867919 (0,016791)	0,044821 (0,014808)	0,074636 (0,024984)	0,001434 (0,00053)	-0,727208 (0,178632)	0,761109 (0,169629)
İkinci Dönem	Koşullu Değişen Varyans Modeli				Koşullu Ortalama Modeli		
	α_0	σ_{t-1}^2	ε_{t-1}^2	$\varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1}^-$	AR(1)	MA(1)	MA(2)
	$1,63 \cdot 10^{-5}$ ($3,88 \cdot 10^{-6}$)	0,850341 (0,018714)	0,036696 (0,016165)	0,144780 (0,024403)	0,896372 (0,09791)	-0,839342 (0,101289)	-0,03804 (0,036259)
İstatistik	Tüm Dönem	Birinci Dönem	İkinci Dönem				
Aic Kriteri	-5,164586	-5,162254	-5,172229				
Schwarz Kriteri	-5,149342	-5,131973	-5,139872				
Log Olab. Durbin-Watson Kriteri	5818,742	3029,500	2794,831				
	2,058674	2,046096	1,989901				

TGARCH modeli de seriler arasında asimetrik etkiyi inceleyen yöntemlerdir. Burada modeldeki iyi haberler α_1 katsayısı üzerinde etkiliyken, kötü haberler ise hem α_1 hem de γ_1 üzerinde etkili olmaktadır. Buna göre, ikinci dönemdeki kötü haberlerin birinci dönemdekilere göre çok daha etkili olduklarını görmekteyiz. Bu da EGARCH modeliyle elde ettiğimiz sonuçlarla örtüşmektedir.

Tablo 9 TGARCH(1,1) Modelleri için ARCH – LM Testleri

Dönem	Gecikme Sayısı	F İstatistiği	Gözlem Sayısı (T) * R ² İstatistiği	F Testi Olasılık Değeri	Ki – Kare Testi Olasılık Değeri
Tüm Dönem	4	0,207516	0,831606	0,9343	0,9342
	8	0,567639	4,550157	0,8052	0,8044
Birinci Dönem	4	0,154179	0,619041	0,9611	0,9609
	8	0,781774	6,268995	0,6189	0,6171
İkinci Dönem	4	0,324110	1,300927	0,8619	0,8612
	8	0,357483	2,876371	0,9426	0,9419

Tablo 9’daki sonuçlara göre, ARCH – LM testinin sonucunda, artıklardaki ARCH etkisinin bulunmadığını söyleyen sıfır hipotezinin tüm gecikme değerleri için de reddedilemediğini görmekteyiz. TGARCH modeli kullanılarak, ARCH etkisinin giderildiği söylenebilir.

5. Sonuç

Bu çalışmada, AK Parti hükümetinin iktidara geldiği tarih olan 04.11.2002'den 25.11.2011 tarihine kadar olan dönemdeki, İMKB Ulusal 100 endeksi serisindeki günlük kapanış verileri kullanılarak, finansal serilere ait özelliklerden, kalın kuyruklu ve volatilité kümelenmesi kavramları incelenmiş, ardından dönem iki alt döneme ayrılarak, çeşitli ARCH modelleri denenerek finansal serilerin başka bir özelliği olan kaldıraç etkisi araştırılmıştır.

İlk aşamada serinin durağanlığı ACF – PACF grafiği ve birim kök testleri yardımıyla araştırılmış ve uygun bir dönüşüm yardımıyla seri durağan hale getirilmiştir. Durağan hale getirilmiş seri için alternatif modeller içinden, ARIMA(1,1,1) ve ARIMA(1,1,2) modelleri en uygun modeller olarak belirlenmiştir. ARCH – LM testi yardımıyla, modelde ARCH etkisinin varlığı tespit edilmiş ve ardından çeşitli ARCH modelleri uygulanarak ARCH etkisi giderilmeye çalışılmıştır. Denenen ARCH modellerinden C-ARCH ve PARARCH modelleri anlamsız sonuç verirken, GARCH, EGARCH ve TARARCH modelleri kullanılarak modeldeki ARCH etkisinin giderildiği görülmüştür. EGARCH modeli kullanılarak, İMKB endeksinde zayıf da olsa negatif yönlü bir kaldıraç etkisinin olduğu görülmüştür. Bu, borsaya etki eden olumsuz haberlerin, volatilitéyi olumlu haberlerden daha çok etkilediğini göstermektedir. Alt dönemler içerisinde ikinci döneme ait kaldıraç etkisinin birinci döneme oranla çok daha fazla olduğu görülmektedir. TGARCH modeli yardımıyla bulunan sonuç da bu yargıyı desteklemektedir. İki dönem arasında gözlenen kaldıraç etkisi ve volatilité yapısı farklılık göstermektedir.

Kaynakça

- [1] M. Mazıbaş, İMKB Piyasalarındaki Volatilitenin Modellenmesi ve Öngörülmesi: Asimetrik GARCH Modelleri ile Bir Uygulama. *VII. Ulusal Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu*, 26-27 Mayıs 2005, İstanbul Üniversitesi (2005).
- [2] G. Çağıl, M. Okur, 2008 Küresel Krizinin İMKB Hisse Senedi Piyasası Üzerindeki Etkilerinin GARCH Modelleri İle Analizi. *Marmara Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 28, 1, 573-585 (2010).
- [3] A. Gökçe, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Getirilerindeki Volatilitenin ARCH Teknikleri ile Ölçülmesi. *Gazi Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 1, 35-58 (2001).
- [4] B. Mandelbrot, The Variation of Certain Speculative Prices. *The Journal of Business*, 36, 4, 394-419 (1963).
- [5] K.R. French, G.W. Schwert, R.F. Stambaugh, Expected Stock Returns and Volatility. *Journal Of Financial Economics*, 19, 3-29 (1987).
- [6] P.K. Clark, A Subordinated Stochastic Process Model with Finite Variance for Speculative Prices. *Econometrica*, 41, 1, 135-155 (1973).
- [7] E.F. Fama, Mandelbrot and the Stable Paretian Hypothesis. *The Journal of Business*, 36, 4, 420-429 (1963).
- [8] E.F. Fama, The Behavior of Stock-Market Prices. *The Journal of Business*, 38, 1, 34-105 (1965).
- [9] G.W. Schwert, Business Cycles, Financial Crises and Stock Volatility. *Carnegi-Rochester Conference Series on Public Policy*, 31, 83-126 (1989).

- [10] M. A. Boyacıoğlu, B. Güvenek, Alptekin, Getiri Volatilitisi ile İşlem Hacmi Arasındaki İlişki: İMKB'de Ampirik Bir Çalışma. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 48, 200-216 (2010).
- [11] H.Ü. Özden, İMKB Bileşik 100 Endeksi Getiri Volatilitésinin Analizi. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 7, 13, 339-350 (2008).
- [12] B. Rüzgar, İ. Kale, The Use of ARCH and GARCH Models for Estimating and Forecasting Volatility. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 14, 2, 78-109 (2007).
- [13] Y. Yalçın, Stokastik Oynaklık Modeli ile İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında Kaldıraç Etkisinin İncelenmesi. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 22, 2, 357-365 (2007).
- [14] S. Kızılsu, S. Aksoy, R. Kasap, Bazı Makroekonomik Zaman Dizilerinde Değişen Varyanslılığın İncelenmesi. *Gazi Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 1, 1-18 (2001).
- [15] S. Türkyılmaz, ARCH Modelleriyle İMKB Ulusal-100 Endeksinde Volatilitenin İncelenmesi. *İstatistik Araştırma Dergisi*, 5, 1, 10-24 (2007).
- [16] R. F. Engle, Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1008 (1982).
- [17] R. F. Engle, Estimates of the Variances of U.S. Inflation Based on the ARCH Model. *Journal of Money, Credit and Banking*, 15, 286-301 (1983).
- [18] T. Bollerslev, R.F. Engle, D.B. Nelson, University Of California, San Diego, Department Of Economics ARCH Models, Discussion Paper 93-49, November (1993).
- [19] J.B. Cromwell, W.C. Labys, M. Terraza, Univariate Tests For Time Series Models. *Sage University Papers Series, Quantitative Applications In The Social Sciences*, 99 (1994)
- [20] D. B. Nelson, D. P. Foster, Filtering and Forecasting with Misspecified ARCH Models II: Making the Right Forecast with the Wrong Model, unpublished manuscript, Graduate School of Business, University of Chicago (1991)
- [21] J. M. Zakoian, Threshold Heteroskedastic Models, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18, 5, 931-955 (1994).
- [22] I. Akgül, *Zaman Serilerinin Analizi ve ARIMA Problemleri*. Der Yayınları, 2003.